



Universidade de Brasília

Instituto de Ciências Exatas
Departamento de Ciência da Computação

Reconhecimento de Íris Utilizando Transformada Discreta do Cosseno e Máquina de Vetores de Suporte

Leandro Ximenes B. de Medeiros

Monografia apresentada como requisito parcial
para conclusão do Curso de Engenharia da Computação

Orientador

Prof. Dr. Bruno Luigi Macchiavello Espinoza

Brasília
2016



Reconhecimento de Íris Utilizando Transformada Discreta do Cosseno e Máquina de Vetores de Suporte

Monografia apresentada como requisito parcial
para conclusão do Curso de Engenharia da Computação

Prof. Dr. Alexandre Zaghetto Prof. Dr. Flávio de Barros Vidal
CIC/UnB CIC/UnB

Prof. Dr. Ricardo Pezzuol Jacobi
Coordenador do Curso de Engenharia da Computação

Brasília, 26 de outubro de 2016

Dedicatória

Dedico esse trabalho aos meus pais e meu irmão por terem me incentivado nos estudos e na minha carreira profissional, por me apoiarem ao longo dessa trajetória, sempre dando o suporte necessário, e por estarem sempre ao meu lado nos momentos mais difíceis.

Dedico este aos meus amigos que me acompanharam nessa trajetória.

Agradecimentos

Agradeço aos meus pais e meu irmão pelo apoio e incentivo durante essa trajetória.

Agradeço aos meus amigos de curso, que de alguma forma contribuíram para chegar ao final dessa caminhada.

Agradeço aos professores da UnB pelo conhecimento compartilhado.

Agradeço ao **Professor Dr. Bruno Macchiavello** por ter aceitado me orientar tanto no projeto de iniciação científica como no trabalho de graduação, pela enorme contribuição neste trabalho, pelas suas revisões, indicações feitas e pelo seu bom humor de sempre.

Resumo

O reconhecimento de íris é um tipo de biometria que pode ser utilizado para desbloquear um celular, fazer transações bancárias, liberar acesso a locais privados, entre outras funções. A eficiência de sistemas baseados no reconhecimento de íris é maior que vários outros sistemas biométricos. Porém, ainda não é muito utilizado devido ao seu alto custo. Devido a isso o objetivo foi criar um sistema de verificação de baixo custo utilizando câmeras comerciais que seja capaz de informar se aquela pessoa é realmente quem ela está alegando ser. Esse sistema deve ser capaz de rodar em dispositivos de baixo poder computacional. Para se alcançar o objetivo proposto utilizou-se técnicas como conversão da imagem RGB para HSV para realizar a segmentação da íris, aplicação da DCT para extrair as características da íris, e para o processamento e comparação das características utilizou-se a distância euclidiana e SVM. Sendo que a taxa de acerto para distância euclidiana foi de 91,4% e para a SVM foi de 93,2%.

Palavras-chave: reconhecimento íris, biometria, DCT, SVM.

Abstract

Iris recognition is a type of biometrics that could be used to unlock a cell phone, make banking transactions, free access to private places, among other functions. The efficiency of systems based on iris recognition is greater than several other biometric systems. However, it is still not widely used because of its high cost. Due to this, the objective was create a low cost verification system using commercial cameras that would be able to inform if that person is really who is claiming to be. This system must be able to run on devices with low computational power. In order to reach the proposed objective, techniques such as RGB image conversion to HSV were used to perform iris segmentation, application of DCT to extract iris characteristics, and for the processing and comparison of the characteristics, the Euclidean distance and SVM were used. The success rate for Euclidean distance was 91.4 % and for SVM it was 93.2 %.

Keywords: iris recognize, biometric, DCT, SVM.

Sumário

1	Introdução	1
1.1	Objetivo Geral	2
1.2	Objetivos Específicos	2
1.3	Organização	2
2	Fundamentação Teórica	3
2.1	Biometria	3
2.1.1	Biometria Comportamental	5
2.1.2	Biometria Fisiológica	6
2.2	Biometria por Íris	6
2.3	Técnicas de processamento de imagens	8
2.3.1	Histograma	8
2.3.2	Operação de Dilatação	9
2.3.3	Distância Euclidiana	9
2.3.4	Espaço de Cores	10
2.3.5	RGB	10
2.3.6	HSV	11
2.4	Transformada Discreta do Cosseno - DCT	13
2.5	Reconhecimento de Padrões	15
2.5.1	Máquina de vetores de suporte	16
3	Revisão Bibliográfica	18
4	Metodologia	21
4.1	Descrição geral do sistema	21
4.2	Aquisição de Imagens	21
4.3	Segmentação	22
4.3.1	Limite inferior e superior	22
4.3.2	Limites laterais	24
4.4	Remoção de Reflexos	27

4.5	Extração de Características da Íris	28
4.6	Análise e Reconhecimento de Padrões	30
5	Resultados	32
5.1	5.1 Resultados da segmentação	32
5.2	5.2 Resultados da identificação	33
6	Conclusão	36
	Referências	38

Lista de Figuras

2.1	Fisiologia do olho humano.	7
2.2	Exemplo de histograma de uma imagem.	8
2.3	Ilustração do algoritmo de dilatação.	9
2.4	Imagem antes e após dilatação.	10
2.5	Espaço de cores RGB.	11
2.6	Cubo plano cartesiano representando o sistema RGB.	11
2.7	Cilindro de cores representando o sistema HSV.	12
2.8	Cone de cores representando o sistema HSV.	12
2.9	Exemplo de imagem após a aplicação da transformada discreta dos cossenos.	14
2.10	(a) Contém um exemplo de SVM com hiperplanos lineares. (b) Contém um exemplo de SVM com hiperplano ótimo.. . . .	17
3.1	Sistema de aquisição de imagens da íris. Imagem (a) representa o sistema de Daugman et al. e a imagem (b) representa o sistema de Wildes et al.. . . .	19
4.1	Fluxograma do sistema proposto, na figura (a) fluxo do cadastro, na figura (b) fluxo da verificação.	22
4.2	Transformação de RGB para HSV. Imagem em RGB à esquerda e a direita imagem em HSV	23
4.3	Segmentação da íris a partir das componentes brilho e saturação.	23
4.4	(a) Imagem inicial do olho. (b) Imagem após passo 3. (c) Imagem resultante após o passo 6.	24
4.5	(a) Imagem exemplificando passo 8.a. (b) Imagem exemplificando passo 8.d. Em vermelho espaço percorrido pelo algoritmo.	25
4.6	(a) Imagem exemplificando passo 9.a. (b) Imagem exemplificando passo 9.d. Em vermelho espaço percorrido pelo algoritmo.	26
4.7	(a) Imagem inicial. (b) Imagem após passo 3. (c) Imagem resultante após o passo 10.	26
4.8	Mapa de reflexão obtido da íris ao lado.	27
4.9	Procedimento completo realizado para remoção de reflexos.	28

4.10	Exemplificação do algoritmo de extração de características.	29
4.11	Exemplificação do algoritmo de comparação utilizando SVM.	31
5.1	Resultados da segmentação em diversos olhos.	33
5.2	Resultados da segmentação feita incorretamente.	34

Lista de Tabelas

2.1	Comparação entre requisitos fundamentais de identificadores biométricos. . .	4
2.2	Comparativo de características relevantes de identificadores biométricos. . .	5
5.1	Resultados obtidos utilizando a técnica de distância de vetores.	34
5.2	Resultados obtidos utilizando a SVM.	35
5.3	Resultados finais obtidos utilizando SVM e Distância de Vetores.	35

Lista de Abreviaturas, Siglas e Símbolos

AC *Alternating Component*, em português, componente alternado.

DC *Direct Component*, em português, componente direto.

DCT *Discrete Cosine Transform*, em português, transformada discreta do cosseno.

HSB *Hue, Saturation e Brightness*, respectivamente Matiz, Saturação e Brilho.

HSV *Hue, Saturation e Value*, respectivamente Matiz, Saturação e Valor.

JPEG *Joint Photographics Experts Group*.

MPEG *Moving Picture Experts Group*.

NSTC *National Science and Technology Council*.

RGB *Red, Green e Blue*, respectivamente Vermelho, Verde e Azul.

SVM *Support Vector Machine*, em português, máquina de vetores de suporte.

Capítulo 1

Introdução

Biometria é um termo geral utilizado como uma característica fisiológica ou comportamental mensurável [1]. Estudos relacionados à biometria começaram à vários séculos atrás, porém os sistemas biométricos automáticos foram desenvolvidos apenas nas últimas décadas devido aos significantes avanços da tecnologia [2]. Esse avanço da tecnologia junto com o crescimento populacional impactou na demanda pelo desenvolvimento de sistemas de identificação sofisticados. Nesse cenário o reconhecimento biométrico tem sido bastante utilizado e pode ser definido como a ciência de estabelecer a identidade de um indivíduo baseado nas características físicas e/ou comportamentais [1].

A biometria fisiológica é baseada na mensuração direta de partes do corpo humano, como a impressão digital ou escâner da íris. O biometria comportamental refere-se à mensuração de características do corpo humano de maneira indireta, como por exemplo a assinatura de uma pessoa, ou a forma de andar [3].

A identificação pela íris é adequada para sistemas de segurança de alto nível, pois a estrutura da íris é formada nos primeiros anos de vida de uma pessoa, não é determinada geneticamente e permanece inalterada com o passar do tempo [1]. A íris é bem protegida e apesar de ser uma parte do corpo de fácil visualização, é um componente interno do olho. A probabilidade de existir duas pessoas com íris idênticas é praticamente zero [4], ou seja, é praticamente impossível existir pessoas com íris iguais. Inclusive a íris de gémeos idênticos são diferentes, ou em uma mesma pessoa a íris do lado direito é diferente da íris do lado esquerdo [4].

O reconhecimento de íris pode ser utilizado para desbloquear um celular, fazer transações bancárias, liberar acesso a locais privados, desbloqueio de computadores, e várias outras funções. A eficiência de sistemas baseados no reconhecimento de íris é maior que vários outros sistemas biométricos, como impressões digitais, reconhecimento de voz, entre outros.

1.1 Objetivo Geral

Desenvolver um sistema biométrico de verificação utilizando o reconhecimento de iris, com imagens obtidas por uma câmera comercial.

1.2 Objetivos Específicos

- Selecionar as ferramentas adequadas para atingir o objetivo geral de modo satisfatório;
- Adquirir banco de dados de imagens coloridas contendo olho de diferentes pessoas, e definir quais dessas imagens serão utilizadas para treinamento e quais serão utilizadas para validação do método proposto;
- O sistema deve ser capaz de rodar em dispositivos de baixo poder computacional.
- Utilizar ferramentas de processamento de imagens e ferramentas da biblioteca OpenCV.

1.3 Organização

Este trabalho está dividido em 6 capítulos. Os conceitos básicos relacionados à processamento de imagens, biometria e outros conceitos relacionados ao trabalho serão apresentados no Capítulo 2. No Capítulo 3 serão apresentados alguns trabalhos relacionados ao método proposto. Depois, no Capítulo 4 será explicado o método proposto detalhadamente, será apresentado um fluxograma com as principais etapas e algumas imagens para facilitar no entendimento do mesmo. No Capítulo 5 será apresentado e discutido os resultados obtidos, bem como, as matrizes de confusão referentes aos resultados obtidos, detalhes dos testes realizados e base de dados utilizada. Conclusões, contribuições deste trabalho, considerações finais e sugestões de trabalhos futuros, são mostradas no Capítulo 6.

Capítulo 2

Fundamentação Teórica

Este capítulo visa apresentar os principais conceitos necessários para a compreensão do método desenvolvido nesse trabalho. Serão explicitados conceitos gerais relacionados à biometria, biometria por íris, processamento de imagem utilizando a transformada discreta dos cossenos e reconhecimento de padrões utilizando aprendizado de máquina.

2.1 Biometria

O termo biometria é derivado das palavras gregas bio que significa vida e metria que significa medida [2]. De acordo com o *National Science and Technology Council* (NSTC) [5], biometria é um termo geral utilizado como uma característica fisiológica ou comportamental mensurável que pode ser usada para reconhecimento automático de indivíduos.

A habilidade de identificar pessoas de forma única e associar atributos pessoais com um indivíduo é crucial na sociedade atual. A explosão do crescimento populacional, acompanhada da mobilidade crescente nas sociedades modernas impactou no desenvolvimento de sistemas de gerenciamento de identidade sofisticados que possam eficientemente armazenar, manter e obliterar identidades dos indivíduos. Esse gerenciamento é crítico em aplicações como regulamentações de transição de pessoas entre países, restrição de acesso físico, controle de acesso a recursos, entre outros. Nesse cenário o reconhecimento biométrico tem sido bastante utilizado e pode ser definido como a ciência de estabelecer a identidade de um indivíduo baseado nas características físicas e/ou comportamentais da pessoa seja de maneira automática ou semiautomática [1].

Os sistemas biométricos são usados para verificação e identificação [6]. Na verificação, o traço biométrico é apresentado pelo usuário junto com um código de identificação do mesmo, após isso o sistema confere se aquele traço biométrico é da pessoa a quem está alegando ser. Já na identificação o usuário fornece apenas o traço biométrico e o sistema fica responsável por identificar quem é aquela pessoa que forneceu o traço biométrico.

Os principais sistemas biométricos desenvolvidos utilizam digital, íris, face, assinatura, voz, entre outras características. Qualquer característica humana fisiológica ou comportamental pode ser utilizada como característica biométrica desde que satisfaça os seguintes requisitos [6]:

- Universalidade: cada pessoa deve ter essa característica.
- Unicidade: a característica biométrica deve ser única para cada indivíduo, ou seja, não pode haver dois indivíduos com características idênticas.
- Permanência: a característica deve ser suficientemente invariante por um período de tempo.
- Viabilidade da coleta: é necessário que a característica possa ser mensurável quantitativamente.

Pode-se verificar na Tabela 2.1 a comparação entre características biométricas e os requisitos listados anteriormente.

Tabela 2.1: Comparação entre requisitos fundamentais de identificadores biométricos (Fonte: [6]).

Identificador Biométrico	Universalidade	Unicidade	Permanência	Coleta
DNA	Alto	Alto	Alto	Baixo
Orelha	Médio	Médio	Alto	Médio
Face	Alto	Baixo	Médio	Alto
Termograma Facial	Alto	Alto	Baixo	Alto
Impressão Digital	Médio	Alto	Alto	Médio
Forma de Andar	Médio	Baixo	Baixo	Alto
Geometria da Mão	Médio	Médio	Médio	Alto
Íris	Alto	Alto	Alto	Médio
Odor	Alto	Alto	Alto	Baixo
Forma de Escrever	Baixo	Baixo	Baixo	Médio
Retina	Alto	Alto	Médio	Baixo
Assinatura	Baixo	Baixo	Baixo	Alto
Voz	Médio	Baixo	Baixo	Médio

Além das características citadas anteriormente temos outros pontos relevantes em um sistema biométrico, sendo eles [6]:

- Aceitabilidade: indica o quanto as pessoas estão dispostas à usar um identificador biométrico em suas vidas.
- Possibilidade de fraude: indica a facilidade com que o sistema pode ser enganado usando métodos fraudulentos.

Tabela 2.2: Comparativo de características relevantes de identificadores biométricos (Fonte: [6]).

Identificador Biométrico	Aceitabilidade	Possibilidade de Fraude
DNA	Baixo	Baixo
Orelha	Alto	Médio
Face	Alto	Alto
Termograma Facial	Alto	Baixo
Impressão Digital	Médio	Médio
Forma de Andar	Alto	Médio
Geometria da Mão	Médio	Médio
Íris	Baixo	Baixo
Odor	Médio	Baixo
Forma de Escrever	Médio	Médio
Retina	Baixo	Baixo
Assinatura	Alto	Alto
Voz	Alto	Alto

Na Tabela 2.2 é possível verificar a comparação entre os pontos citados anteriormente.

Cada s traço podemo biométrico tem seus prós e contras e, portanto, a escolha de um traço biométrico para um aplicação em particular depende de uma variedade de pontos, algum deles podem ser observados na Tabela 2.1, porém outros pontos importantes que devem ser levados em conta são desempenho, com relação à obter maior precisão no algoritmo com menor tempo possível, e custo, pois um sistema com custo alto é mais difícil de ser aceito pelo mercado.

2.1.1 Biometria Comportamental

A biometria comportamental refere-se à mensuração de dados derivados de ações desempenhadas pelo usuário e, portanto, medem as características do corpo humano de maneira indireta. Abaixo podemos ver alguns exemplos de biometria comportamental:

- Assinatura;
- Forma de andar;
- Forma de escrever;
- Forma de digitar;
- Forma de usar o mouse do computador;
- Voz.

2.1.2 Biometria Fisiológica

A biometria fisiológica é baseada na mensuração direta de partes do corpo humano, como a impressão digital ou escâner da íris. Abaixo podemos ver alguns exemplos de biometria comportamental:

- DNA;
- Retina;
- Impressão digital;
- Íris;
- Orelha;
- Face.

Neste trabalho temos como foco biometria fisiológica, mais especificamente a biometria por íris que será introduzida na próxima seção.

2.2 Biometria por Íris

A íris é um órgão interno que faz parte do globo ocular protegido pela córnea do olho, é a parte visível do olho humano responsável pela coloração [1]. Envolta da íris fica a esclera, parte branca do olho. Na Figura 2.1 pode ser visto a localização da íris, esclera, pupila e outros detalhes do olho humano. A função da íris é controlar a quantidade de luz dentro do olho. Durante o processo de envelhecimento, a partir de certa idade, a íris não se altera biometricamente, sendo isso uma de suas características fisiológicas mais importantes.

A íris começa a ser formada durante o terceiro mês de gestação e sua estrutura se desenvolve quase por completo até o oitavo mês [8]. Algumas características sofrem variações até a adolescência, porém são pequenas variações que geralmente ocorrem na pigmentação, após a adolescência dificilmente a íris sofrerá alterações pelo resto da vida, exceto em alguns casos de doenças que podem ocorrer mudanças drásticas na íris. Isso resulta numa probabilidade de duas íris serem iguais de praticamente zero [4], tornando esta característica biométrica ideal para sistemas de segurança de alto nível [1, 8].

O processo de reconhecimento da íris começa com a captura da imagem da íris de uma pessoa utilizando um sistema de aquisição de imagem, após a captura é feito a segmentação da íris. O pré-processamento para melhorar a qualidade da imagem pode ser feito antes ou após a segmentação, após o pré-processamento e a segmentação é feito o processamento da imagem para extrair informações necessárias para criar uma identidade

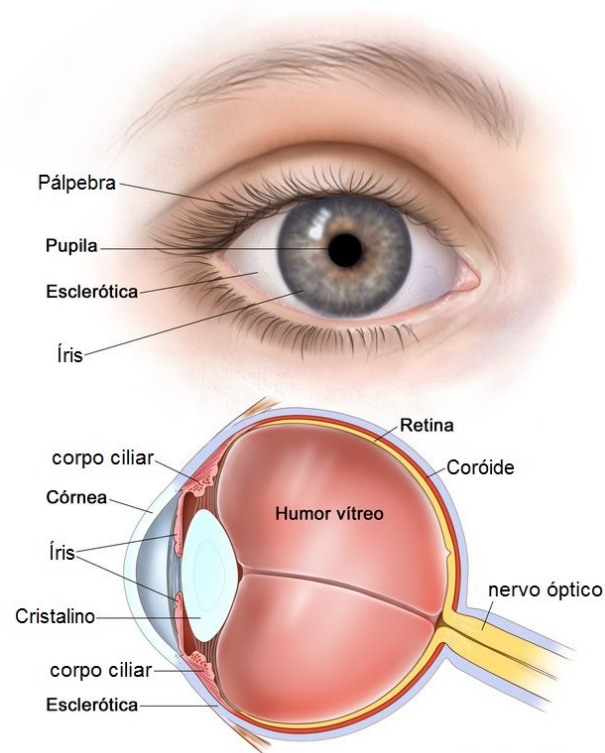


Figura 2.1: Fisiologia do olho humano (Fonte: [7]).

biométrica em seguida é feito a comparação das características da íris e a tomada de decisão.

De acordo com os conceitos visto nesse capítulo e utilizando como base a Tabela 2.1 podemos listar as principais vantagens e as desvantagens de se utilizar a íris no reconhecimento biométrico. As principais vantagens da íris são:

- Possui universalidade pois praticamente todos humanos possuem íris que podem ser utilizada para reconhecimento, inclusive pessoas cegas podem ser reconhecidas pela íris;
- Possui unicidade, pois dificilmente haverá duas íris iguais no mundo;
- A permanência é alta devido sua formação se completar praticamente nos primeiros anos de vida e permanecer inalterável pelo resto da vida;
- A coleta é realizada facilmente pois pode ser obtido imagens com uma distância confortável.

Mas além de muitas vantagens de se utilizar a íris temos algumas desvantagens que estão listadas à seguir:

- Alto custo na aquisição de imagens, pois para obter boas imagens da íris é necessário um sistema de câmeras complexo;
- Alguns fatores podem influenciar negativamente no resultado, sendo eles pálpebras, cílios, reflexos na íris, as pupilas caso estejam dilatadas.
- É necessário uma grande cooperação do indivíduo para que a íris fique posicionada de forma corretamente e olhar fixamente para o dispositivo de aquisição.
- A utilização de óculos ou lentes podem dificultar o reconhecimento.

2.3 Técnicas de processamento de imagens

A seguir serão introduzidas as técnicas de processamento de imagens utilizadas nesse trabalho.

2.3.1 Histograma

Um histograma de imagem é a representação gráfica da distribuição de tons em uma imagem digital. O histograma traça o número de pixels para cada valor tonal. O eixo x do histograma representa o valor numérico do tom de cor e o eixo y representa a quantidade de pixels da imagem referente aquele tom. Histogramas são bastante utilizados em processamento de imagens e geralmente são utilizados para definir um pixel de limiar para a segmentação da imagem. Na Figura 2.2 podemos verificar o exemplo de um histograma de uma imagem.

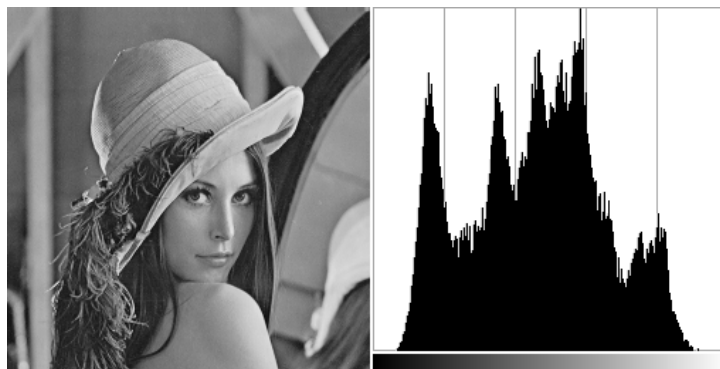


Figura 2.2: Exemplo de histograma de uma imagem.

2.3.2 Operação de Dilatação

Dilatação é uma operação morfológica utilizada no processamento de imagens. A dilatação de um conjunto A por um conjunto B é conjunto de todos os deslocamentos de x tais que B refletido e A se sobreponham em pelo menos um elemento não nulo. A formula da dilatação está representada na Equação 2.1, ou seja, a dilatação de A por B é o conjunto de todos os deslocamentos x de forma que B refletido e A se sobrepõem em pelo menos um elemento.

$$A \oplus B = \{x | (\hat{B})_x \cap A \neq \emptyset\} \quad (2.1)$$

Na prática, essa operação vai engrossar os objetos de uma imagem. Para facilitar o entendimento dessa operação apresenta-se a Figura 2.3 contendo uma ilustração do algoritmo, e a Figura 2.4 contendo uma imagem antes e depois da dilatação.

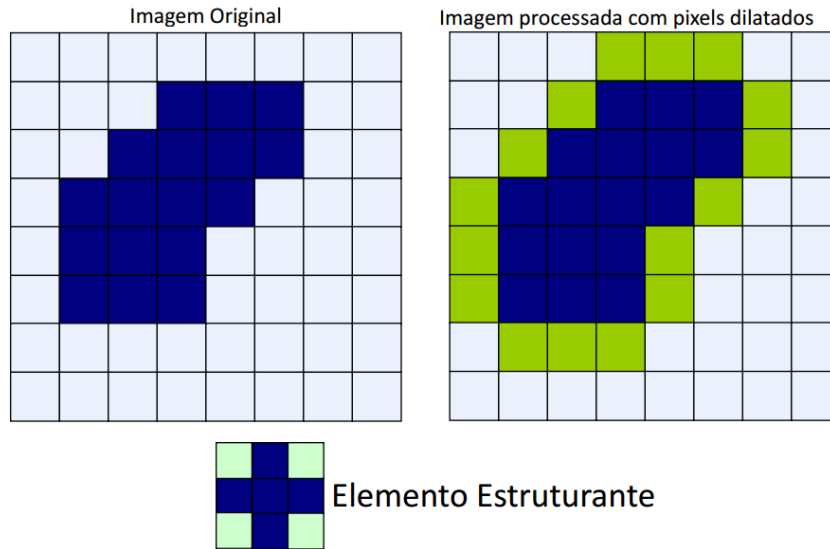


Figura 2.3: Ilustração do algoritmo de dilatação (Fonte: [9]).

2.3.3 Distância Euclidiana

É uma técnica utilizada para calcular a menor distância entre dois pontos. A distância euclidiana entre o ponto p e o ponto q é o tamanho da linha que os une. Essa distância pode ser calculada pela Equação 2.2.

$$d(p, q) = \sqrt{\sum_{i=1}^n (q_n - p_n)^2} \quad (2.2)$$



Figura 2.4: Imagem antes e após dilatação (Fonte: [10]).

2.3.4 Espaço de Cores

Um espaço de cores é um método pelo qual podemos especificar, criar e visualizar cores. Pode ser considerado um modelo matemático abstrato que descreve a forma como as cores podem ser especificadas como tuplas de números. Uma cor normalmente é especificada utilizando-se 3 parâmetros. Esses parâmetros descrevem a posição da cor no espaço de cores utilizados [11]. Neste presente trabalho utilizaremos os espaços de cores RGB e HSV que serão introduzidos a seguir.

2.3.5 RGB

RGB é o sistema de cores aditivas formado pelas cores vermelha, verde e azul onde as mesmas são adicionadas em conjunto para poder formar várias outras cores [12], como pode ser visto na figura Figura 2.5 . O nome RGB vem das palavras *red*, *green* e *blue* que representam as cores utilizadas nesse sistema de cores. É um sistema de cor bastante utilizados em computadores, televisores, entre outros.

O RGB é baseado no sistema cartesiano de coordenadas que pode ser representado geometricamente como um cubo de cores, onde o valor de cada componente de cor varia de 0 a 1. Na origem do plano cartesiano está a cor preta, no canto oposto ao preto está a cor branca, nos outros cantos temos as cores vermelha, verde e azul e no canto oposto a essas cores temos ciano, magenta e amarelo, respectivamente. Na Figura 2.6 podemos verificar o cubo representando o plano cartesiano do sistema RGB.

Por mais que o sistema RGB seja bastante utilizado ele tem alguns problemas que podem influenciar determinadas aplicações. O principal problema é causado devido ao fato do sistema RGB ser baseado na luminosidade, pois uma cor pode variar simplesmente pelo nível de luminosidade em uma imagem podendo causar distorções. Devido aos problemas do RGB novos sistemas de cores foram desenvolvidos.

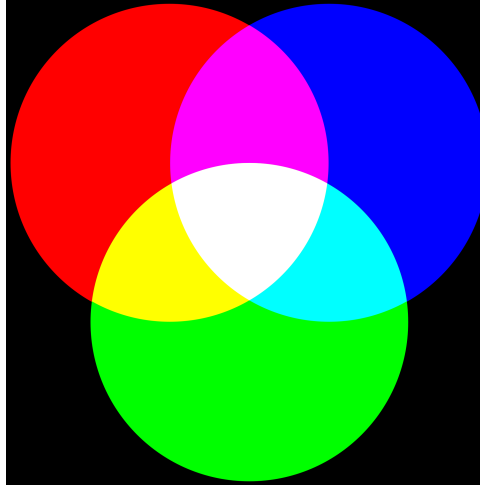


Figura 2.5: Espaço de cores RGB.

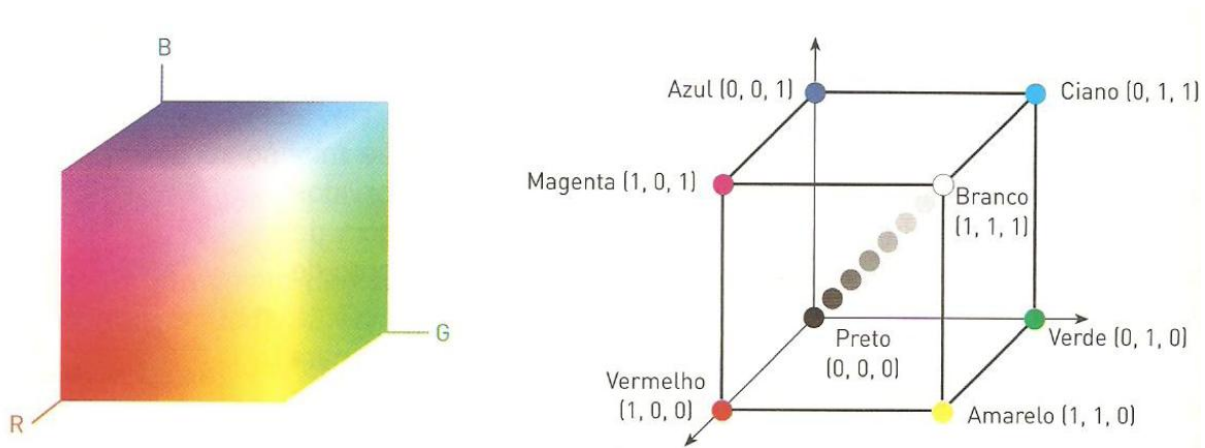


Figura 2.6: Cubo plano cartesiano representado o sistema RGB (Fonte: [12]).

2.3.6 HSV

HSV é um sistema de cores formado pelos componentes matiz, saturação e valor, em inglês, *Hue*, *Saturation* e *Value*, respectivamente, daí o nome HSV. Esse sistema é conhecido também como HSB formado pelos componentes matiz, saturação e brilho, em inglês, *Hue*, *Saturation* e *Brightness*, respectivamente [13]. Esse sistema foi criado no ano de 1974, por Alvy Ray Smith. É caracterizada por ser uma transformação não-linear do sistema de cores RGB e pode ser representadas como coordenadas cilíndricas. No cilindro o angulo referente ao centro do eixo vertical corresponde à matiz, a distância do eixo corresponde à saturação e a distância ao longo do eixo corresponde ao brilho, como pode ser visto na Figura 2.7.

A representação perceptiva do espaço de cor HSV também pode ser representado em

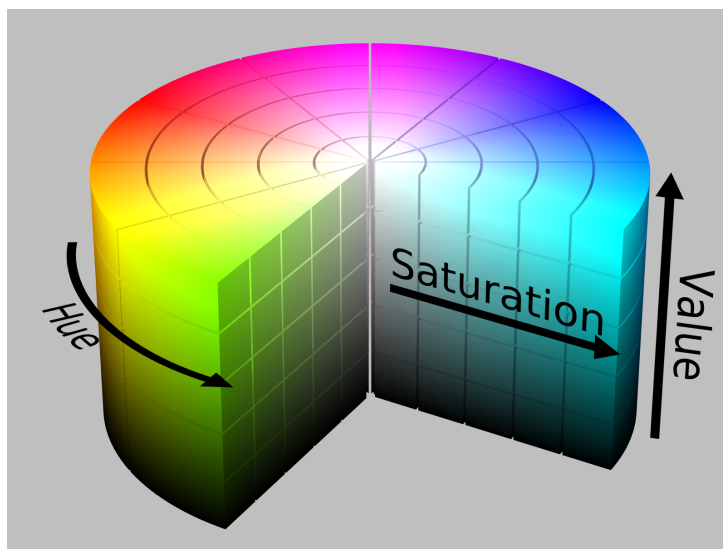


Figura 2.7: Cilindro de cores representando o sistema HSV (Fonte: [14]).

uma forma cônica onde o ângulo referente ao centro do eixo vertical corresponde à matiz, a distância do eixo corresponde à saturação e a distância ao longo do eixo corresponde ao brilho, como pode ser visto na Figura 2.8.

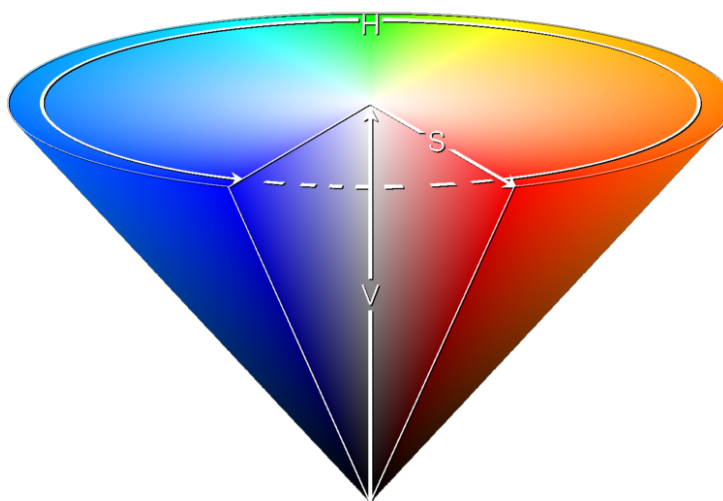


Figura 2.8: Cone de cores representando o sistema HSV.

Esse sistema de cor define o espaço de cores utilizando 3 componentes conforme descrito abaixo:

- Matiz (Hue) - verifica o tipo de cor, abrangendo todas as cores do espectro, desde o vermelho até o violeta, mais o magenta. Atinge valores de 0 a 360.

- Saturação (Saturation) - quanto menor o valor, maior a semelhança com tons de cinza. Quanto maior o valor, mais pura é a imagem. Atinge valores de 0 a 100%.
- Brilho (Value) - define o brilho da cor. Atinge valores de 0 a 100%.

Para realizar a transformação para HSV é necessário que os componentes R, G e B estejam na escala de 0 a 1 caso não estejam é necessário realizar a conversão, essa conversão é feita utilizando a Equação 2.3.

$$\begin{aligned} R &= R/255 \\ G &= G/255 \\ B &= B/255 \end{aligned} \quad (2.3)$$

Após a conversão feita acima, utilizou-se a Equação 2.4 para determinar o componente V, Equação 2.5 para determinar o componente S e Equação 2.6 para determinar o componentes H.

$$V = \max(R, G, B) \quad (2.4)$$

$$S = \begin{cases} \frac{V - \min(R, G, B)}{V} & \text{se } V \neq 0 \\ 0 & \text{se } V = 0 \end{cases} \quad (2.5)$$

$$H = \begin{cases} \frac{60(G-B)}{V - \min(R, G, B)} & \text{se } V = R \\ 120 + \frac{60(B-R)}{V - \min(R, G, B)} & \text{se } V = G \\ 240 + \frac{60(R-G)}{V - \min(R, G, B)} & \text{se } V = B \end{cases} \quad (2.6)$$

Caso H seja menor que 0 então $H = H + 360$.

2.4 Transformada Discreta do Cosseno - DCT

A DCT é a abreviação dada para a transformada discreta do cosseno, do inglês *Discrete Cosine Transform*, foi desenvolvida em 1974 por N. Ahmed, T. Natarajan and K. R. Rao e tornou-se, por sua eficiência em ser calculada e pela excelente compressão que proporciona, uma das ferramentas mais usadas em processamento de imagens, ela é semelhante à transformada de Fourier (para funções periódicas) no sentido de que ela produz um tipo de espectro de espaço-frequência.

A Transformada Discreta de Cosseno converte a imagem do domínio espacial para o domínio da frequência, decompondo-a em ondas cossenoidais. Convertendo uma matriz

de valores altamente correlacionados, e com uma distribuição de probabilidade uniforme, em um conjunto de valores menos correlacionados e com uma distribuição de probabilidade não uniforme. Em outras palavras, este algoritmo converte uma matriz numérica em outra, sendo que a maior parte dos elementos desta nova matriz, especificamente os do canto inferior direito, tem valor igual a zero. O valor médio da matriz, que representa a cor fundamental dos pixels, é chamado de componente DC (*Direct Component* – Componente Direto), e está localizado no canto superior esquerdo da matriz de coeficientes de DCT. Os outros coeficientes são denominados coeficientes AC (*Alternating Component* – Componente Alternado) e representam os valores das pequenas variações de tonalidade e coloração do bloco. Na Figura 2.9 pode-se visualizar o resultado da aplicação da DCT e nota-se que a informação relevante fica no canto superior esquerdo da imagem, como dito anteriormente.

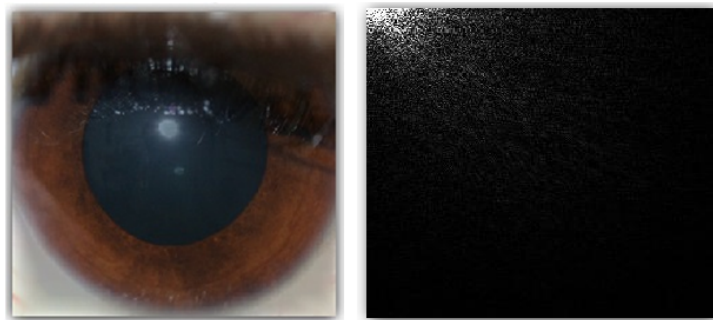


Figura 2.9: Exemplo de imagem após a aplicação da transformada discreta dos cossenos.

A DCT geralmente é utilizada na compressão de sinais e processamento de imagens, por exemplo, a DCT é utilizada pelo padrão JPEG para comprimir imagens e pelo padrão MPEG para comprimir vídeo. Porém ela vem sendo utilizada também na extração de características para posteriormente essas características serem utilizadas no reconhecimento de padrões.

A transformada discreta do cosseno unidimensional de um vetor de tamanho N , onde $v(x)$ representa o conteúdo do vetor na posição x , é dada pela Equação 2.7 [15].

$$D(u) = C(u) \sum_{x=0}^{N-1} v(x) \cos \frac{(2x+1)u\pi}{2N} \quad (2.7)$$

A transformada inversa unidimensional é dada pela Equação 2.8 [15].

$$v(x) = \sum_{u=0}^{N-1} C(u) D(u) \cos \frac{(2x+1)u\pi}{2N} \quad (2.8)$$

A transformada discreta do cosseno bidimensional de uma imagem de tamanho $N \times N$, onde $I(x,y)$ representa o pixel da imagem na coordenada x e y , é dada pela Equação 2.9 [15].

$$D(u, v) = C(u)C(v) \sum_{x=0}^{N-1} \sum_{y=0}^{N-1} I(x, y) \cos \frac{(2x+1)u\pi}{2N} \cos \frac{(2y+1)v\pi}{2N} \quad (2.9)$$

A transformada inversa é dada pela Equação 2.10 [15].

$$I(x, y) = \sum_{u=0}^{N-1} \sum_{v=0}^{N-1} C(u)C(v) F(u, v) \cos \frac{(2x+1)u\pi}{2N} \cos \frac{(2y+1)v\pi}{2N} \quad (2.10)$$

Onde, $C(u)$ e $C(v)$ são definidos pela Equação 2.11 e Equação 2.12 respectivamente.

$$C(u) \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}} & \text{se } u = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{se } u \neq 0 \end{cases} \quad (2.11)$$

$$C(v) \begin{cases} \frac{1}{\sqrt{N}} & \text{se } v = 0 \\ \sqrt{\frac{2}{N}} & \text{se } v \neq 0 \end{cases} \quad (2.12)$$

2.5 Reconhecimento de Padrões

Reconhecimento de padrões é uma disciplina científica cujo objetivo é a classificação de objetos em um número de categorias ou classes [16]. Dependendo da aplicação, esses objetos podem ser imagens ou sinais em forma de onda, como voz e luz, ou qualquer tipo de medidas que precisa ser classificada [16]. Os termos reconhecimento de padrões e aprendizado de máquina estão relacionados entre si. Aprendizado de máquina tem a sua origem em inteligência artificial e é utilizado para métodos de aprendizagem supervisionado. O reconhecimento de padrões teve sua origem na engenharia e é popular no contexto de visão computacional. O reconhecimento de padrões tem como objetivo formalizar, explicar e visualizar um padrão, por outro lado o aprendizado de máquina tem como objetivo maximizar as taxas de reconhecimento de padrões. Devido à esses fatores e a evolução dessas duas áreas pode-se dizer que são áreas muito similares [17].

Atualmente, muitas aplicações utilizam algoritmos de reconhecimento de padrões, algumas aplicações estão listadas abaixo:

- Identificação e autenticação;
- Análise de imagens;
- Diagnósticos médicos;
- Detecção de fraudes.

Existem vários algoritmos de reconhecimento de padrões, alguns algoritmos conhecidos são árvore de decisão, redes neurais, máquina de vetores de suporte, entre outros.

Para este trabalho utilizaremos máquina de vetores de suporte (SVM) para o reconhecimento de padrões para identificação de íris.

2.5.1 Máquina de vetores de suporte

Máquina de vetores de suporte conhecida como SVM, do inglês *Support Vector Machine*, é um modelo de aprendizagem de máquina supervisionado que analisam os dados e reconhecem padrões. As SVMs vêm sendo utilizadas em diversas tarefas de reconhecimento de padrões, obtendo resultados superiores aos alcançados por outras técnicas de aprendizado em várias aplicações inclusive no processamento de imagens. São embasadas pela teoria de aprendizado estatístico, desenvolvida por Vapnik [18]. Essa teoria estabelece uma série de princípios que devem ser seguidos na obtenção de classificadores com boa generalização, definida como a sua capacidade de prever corretamente a classe de novos dados do mesmo domínio em que o aprendizado ocorreu.

Existem alguns tipos de SVMs sendo SVMs lineares e não lineares [19]. As SVMs lineares utilizam os vetores de suporte para obtenção de fronteiras lineares para a separação de dados pertencentes à duas classes, dessa forma lidando com problemas linearmente separáveis. Já as SVMs não lineares que lida com problemas que não são linearmente separáveis. No presente trabalho utilizou-se SVMs lineares mais especificamente SVMs lineares de margens rígidas.

As SVMs lineares com margens rígidas definem fronteiras lineares a partir de dados linearmente separáveis. Seja T um conjunto de treinamento com n dados x_i pertencendo à X e seus respectivos rótulos y_i pertencendo à Y , em que X constitui o espaço dos dados e $Y = \{-1, +1\}$. T é linearmente separável se é possível separar os dados das classes $+1$ e -1 por um hiperplano. Classificadores que separam os dados por meio de um hiperplano são denominados lineares. É definido o hiperplano e estabelecidas margens de separação dos dados com a maior distância possível entre elas. Na Figura 2.10 (a) nota-se que existem distintos hiperplanos que separam as classes, porém a SVM busca encontrar o hiperplano separador das classes dito ótimo para separar essas classes, um hiperplano ótimo visa maximizar a distância entre as classes, na Figura 2.10 (b) podemos verificar um exemplo de hiperplano ótimo.

No próximo capítulo serão abordados alguns trabalhos relacionados ao reconhecimento de íris.

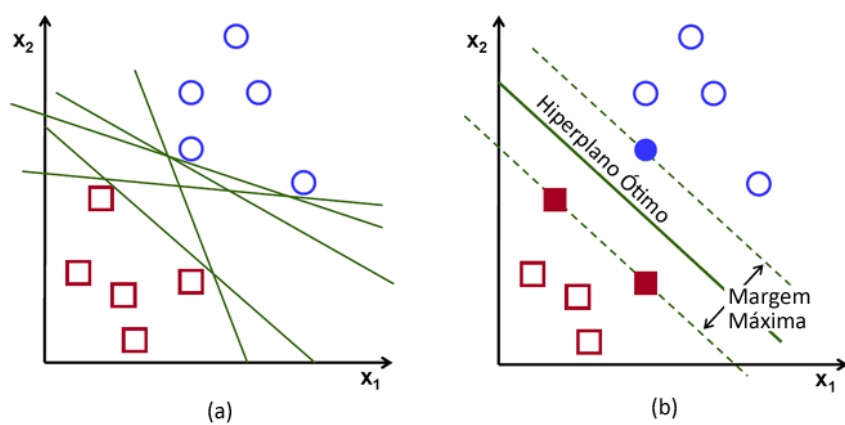


Figura 2.10: (a) Contém um exemplo de SVM com hiperplanos lineares. (b) Contém um exemplo de SVM com hiperplano ótimo. (Fonte: [20]).

Capítulo 3

Revisão Bibliográfica

Este capítulo visa apresentar trabalhos relacionados que contribuíram com o desenvolvimento do presente trabalho.

Existem vários trabalhos científicos com o foco em reconhecimento de íris que foram desenvolvidos. Um dos trabalhos mais renomados na área de reconhecimento de íris é o trabalho de Daugman et al. [8]. Eles utilizaram um sistema de aquisição de imagens com câmeras monocromática com resoluções de 8 bits de níveis de cinza, incluindo um intensificador de silício para permitir imagens com baixo nível de iluminação [1], para a segmentação ele utiliza a operação de uma integro-diferencial para achar as bordas da íris e simplesmente exclui as porções acima e abaixo da íris, após isso é feita a extração de características utilizando o filtro de Gabor e por fim é feita a comparação dessas características. Daugman et al. conseguiu obter um acerto de aproximadamente 99%.

Outro trabalho relacionado à íris é o trabalho de Wildes et al. [21]. Neste trabalho a aquisição de imagens é realizado similarmente ao de Daugman et al. com pequenas alterações no sistema de aquisição, como pode ser visto na Figura 3.1. Para a segmentação da íris ele aplica a transformada de Hough para encontrar os limites da íris. Após isso é feita a extração de características utilizando uma decomposição isotrópica passa-faixa, derivada da aplicação do Laplaciano de filtros Gaussiano. Por fim é feita a comparação dessas características utilizando o discriminante linear de Fischer.

Já no trabalho de Zhaofeng He et al. [22] utiliza-se imagens já adquiridas sendo que as imagens são em níveis de cinza, as imagens utilizadas são imagens retiradas de câmeras monocromáticas com iluminação infravermelho, o primeiro passo da solução de Zhaofeng é a remoção de reflexo utilizando o método de interpolação bilinear. Após isso utiliza-se o algoritmo de Haar Cascade para detectar a íris, seguido da remoção de cílios e pálpebras.

O trabalho do Ahmad [15] também utiliza imagens já adquiridas em níveis de cinza, o primeiro passo do algoritmo é a aplicação da transformada discreta do cosseno (DCT) direto na imagem sem realizar a segmentação, a transformada gera uma matriz contendo

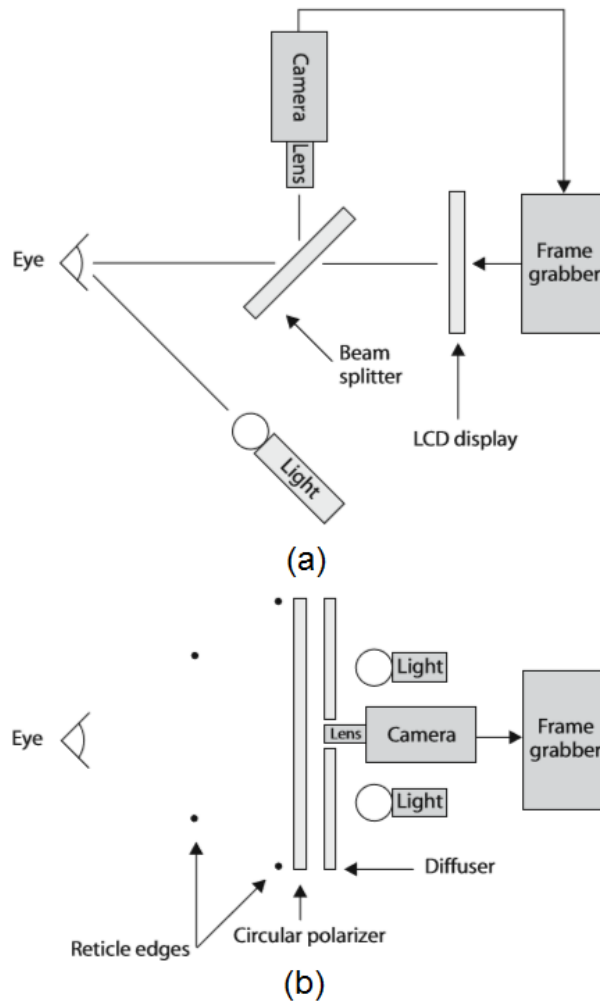


Figura 3.1: Sistema de aquisição de imagens da íris. Imagem (a) representa o sistema de Daugman et al. e a imagem (b) representa o sistema de Wildes et al. (Fonte: [1,21]).

características da imagem. Após isso é feito a extração de uma parte das características colocando em um vetor de características. E finalmente utilizando uma rede neural artificial treinada para identificar os indivíduos. Ahmad obteve uma taxa de acerto de aproximadamente 96%.

Yong Zu et al. [23]. desenvolveu seu próprio dispositivo de aquisição de imagens. Para localização da íris é utilizado a detecção de bordas. Após isso é feito a extração de características utilizando filtro de Gabor e transformada Wavelet 2-D. Por fim é feito a comparação das características utilizando a distância euclidiana ponderada. Youn zu et al. obteve uma taxa de acerto de 93,8% quando se utilizou filtros de Gabor e 82.5% quando utilizou a transformada Wavelet. Baseado nos trabalhos anteriormente citados podemos notar que a maioria deles utilizam câmeras especiais o que faz com que o custo monetário seja alto, além de que as técnicas utilizadas geram um custo computacional

alto também. Um ponto que pode-se notar no trabalho do Ahmad [15] foi que ele aplicou a DCT em toda a imagem, pegando assim parte da pele, cílios e outros fatores que podem atrapalhar na identificação. Outro ponto interessante seria o treinamento da rede neural, pois conforme mais pessoas fossem cadastradas o treinamento iria demorar, causando um custo computacional alto. Visto esses problemas é proposto um algoritmo que utiliza câmeras comerciais para aquisição de fotos o que reduziria o custo monetário, após a aquisição seria utilizado algoritmos com baixo custo computacional, como por exemplo a utilização de SVM ao invés de rede neurais.

No próximo capítulo serão apresentados os procedimentos realizados para o reconhecimento de usuários utilizando a íris.

Capítulo 4

Metodologia

Este capítulo detalha os procedimentos realizados para o reconhecimento de usuários utilizando a íris, sendo dividido em duas etapas, o cadastramento de um novo usuário e a autenticação de um usuário.

4.1 Descrição geral do sistema

O método desenvolvido consiste em um algoritmo com baixo custo computacional e comercial de verificação de uma pessoa utilizando a íris. O sistema proposto recebe como entrada, uma imagem do olho de uma pessoa, uma identificação do usuário e a informação de qual lado é o olho informado. Na Figura 4.1 pode-se verificar o fluxograma do sistema para cadastro e para verificação, o sistema pode ser dividido em cinco principais etapas.

O método proposto possui duas principais funcionalidades, a de cadastramento de uma nova íris e a de verificação de uma nova íris, sendo que as duas funcionalidades passam pelo mesmo fluxo mostrado na Figura 4.1. Nas próximas seções serão detalhados cada bloco da Figura 4.1 e serão informados as principais diferenças entre o cadastramento e a verificação de uma pessoa.

4.2 Aquisição de Imagens

No método proposto a aquisição da imagem pode ser feita sem a necessidade de se utilizar câmeras especiais. Para a aquisição da imagem do olho não é feito nenhum tratamento especial na câmera. Porém os principais testes feitos utilizaram imagens de banco de dados já existentes.

Caso a funcionalidade escolhida seja de cadastramento é necessário que sejam informados alguns dados, sendo eles, algumas imagens coloridas contendo um olho e uma

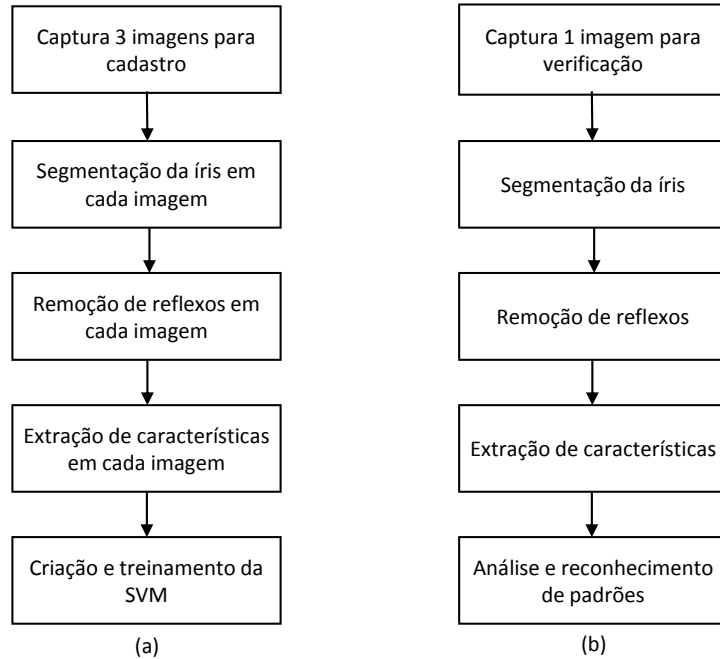


Figura 4.1: Fluxograma do sistema proposto, na figura (a) fluxo do cadastro, na figura (b) fluxo da verificação.

identificação do usuário. Caso a funcionalidade seja de verificação é necessário informar apenas uma imagem colorida do olho e uma identificação do usuário.

4.3 Segmentação

Para realizar a segmentação da íris realizou-se uma transformação não linear da imagem em RGB para HSV.

Na Figura 4.2 pode ser visto a conversão da imagem de RGB para HSV.

Desta maneira, ao analisar a componente brilho separadamente pode-se determinar o limite superior e inferior da íris isolando os pixels mais escuros da imagem deixando assim apenas grande parte da íris e uma pequena parte da sobrancelha. Enquanto que com a componente saturação pode-se determinar os limites laterais da segmentação da íris isolando os pixels mais saturados que vão destacar a esclera do olho. Os valores da matiz não foram utilizados para esse algoritmo. Uma ilustração do algoritmo pode ser visto na Figura 4.3.

4.3.1 Limite inferior e superior

Para descobrir o limite inferior e superior é necessário seguir os seguintes passos:

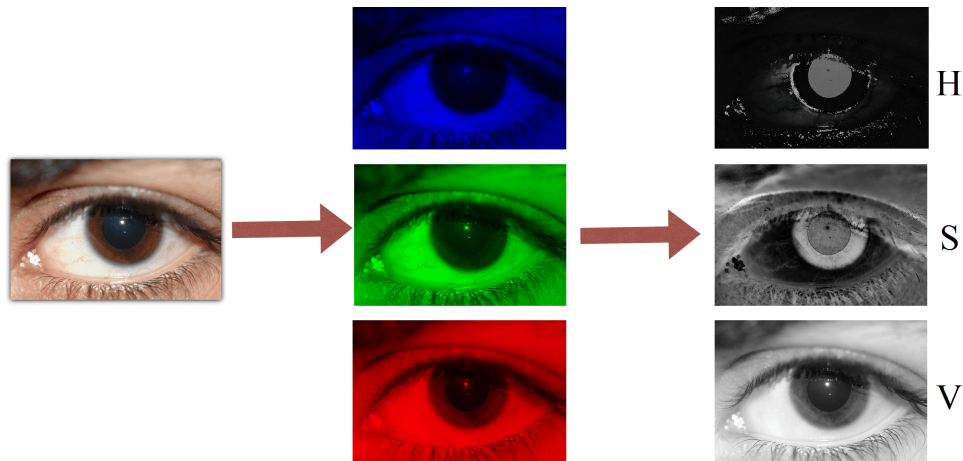


Figura 4.2: Transformação de RGB para HSV. Imagem em RGB à esquerda e a direita imagem em HSV .

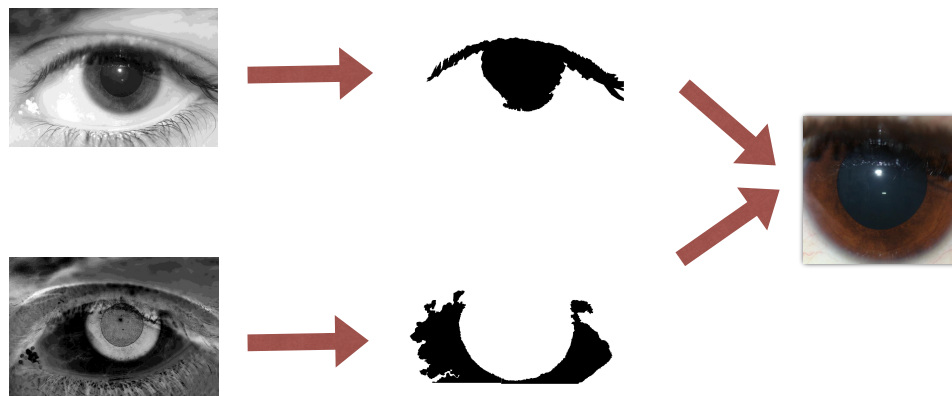


Figura 4.3: Segmentação da íris a partir das componentes brilho e saturação. .

1. Calcula-se um histograma da imagem referente componente brilho.
2. Binariza-se a imagem de acordo com o histograma utilizando o limiar de 25% dos pixels mais escuros.
3. Realiza-se uma dilatação e preenchimento de buracos na imagem binarizada.
4. Descobre-se qual o item de maior área na imagem e o separa dos outros itens, o item de maior área deverá ser os cílios junto com a íris.
5. Percorre-se a imagem linha à linha e encontra o índice superior que será o primeiro pixel preto encontrado e o índice inferior será o último pixel preto encontrado.
6. Corta-se a imagem com os índice inferior e superior.

Os resultados intermediários desta etapa podem ser vistos na figura Figura 4.4.

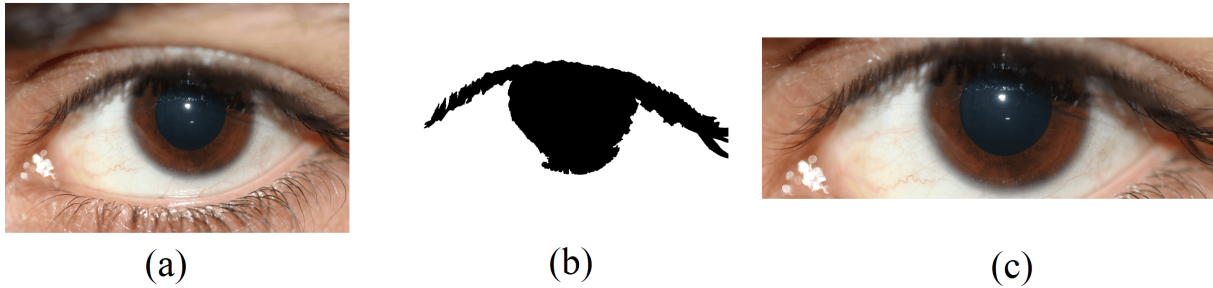


Figura 4.4: (a) Imagem inicial do olho. (b) Imagem após passo 3. (c) Imagem resultante após o passo 6.

Como podemos verificar na Figura 4.4 (c) os índices de cima e de baixo chegaram próximo ao acerto, porém ainda faltam alguns ajustes. Há um problema também que deve ser observado, dependendo da forma do olho e da qualidade da imagem os cílios podem atrapalhar na hora de definir os índices de cima e baixo, principalmente os cílios que mais afastados da íris, para solucionar esse problema realizou-se os seguintes passos:

7. Descobre-se os índices laterais. Os passos para descobrir esses índices serão detalhados na próxima subseção.
8. Corta-se lateralmente a imagem inicial para remover os cílios mais afastados da íris, restando apenas os cílios acima da íris.
9. Repete-se os passos de 1 a 6.

4.3.2 Limites laterais

Para descobrir os limites laterais realizou-se os seguintes passos:

1. Calcula-se um histograma da imagem referente ao componente saturação.
2. Binariza-se a imagem de acordo com o histograma utilizando o limiar de 12% dos pixels mais escuros.
3. Corta a imagem binária de acordo com o item superior e inferior encontrado no item 5 da subseção anterior.
4. Divide a imagem binária ao meio, onde uma imagem conterá o lado esquerdo do olho e a outra imagem ficara com o lado direito do olho, chamaremos a imagem do lado direito como `imgDir` e a do lado esquerdo de `imgEsq`.
5. Realiza-se uma dilatação e preenchimento de buracos em cada imagem.

6. Descobre-se qual o item de maior área em cada imagem e o separa dos outros itens, o item de maior área em cada imagem deverá ser parte da esclera do olho.
7. Descobre-se qual imagem tem a maior área.
8. Se o lado esquerdo tiver maior área:
 - (a) Percorre-se a imgEsq da direita para esquerda, de baixo para cima a partir da metade da altura, para descobrir qual a fronteira entre o pixel preto e branco mais a esquerda, está fronteira será o índice esquerdo. Um exemplo desse algoritmo pode ser visto na imagem esquerda da Figura 4.5.
 - (b) Binariza-se a imagem inicial com limiar de 21.5%.
 - (c) Repete passo 3 e 4, após o passo 4 repete-se 5 e 6 somente na imgDir.
 - (d) Percorre-se a imgDir da esquerda para direita, na altura do índice esquerdo até achar o primeiro pixel preto, a posição do pixel preto será o índice direito. Um exemplo desse algoritmo pode ser visto na imagem direita da Figura 4.5.

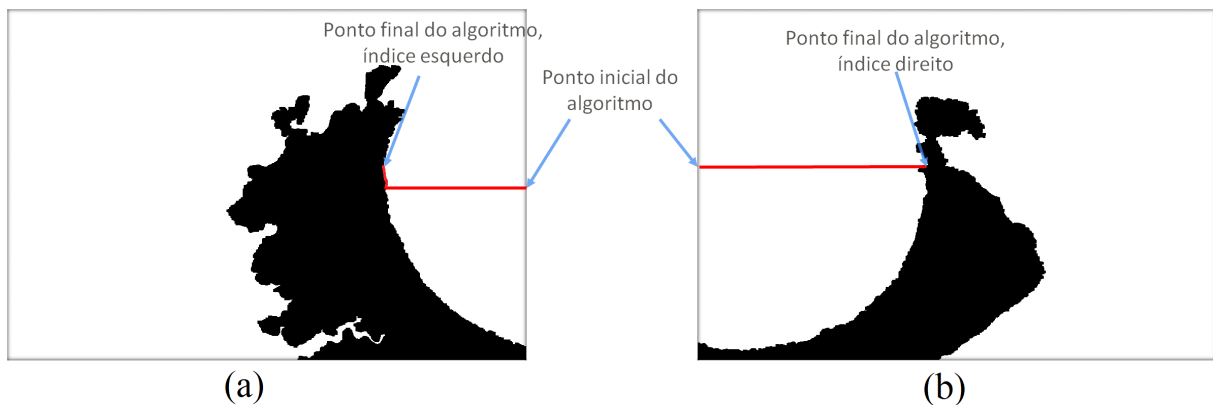


Figura 4.5: (a) Imagem exemplificando passo 8.a. (b) Imagem exemplificando passo 8.d. Em vermelho espaço percorrido pelo algoritmo.

9. Se o lado direito tiver maior área:
 - (a) Percorre-se a imgDir da esquerda para direita, de baixo para cima a partir da metade da altura, para descobrir qual a fronteira entre o pixel preto e branco mais a direita, está fronteira será o índice direito. Um exemplo desse algoritmo pode ser visto na imagem esquerda da Figura 4.6.
 - (b) Binariza-se a imagem inicial com limiar de 21%.
 - (c) Repete passo 3 e 4, após o passo 4 repete-se 5 e 6 somente na imgEsq.

- (d) Percorre-se a `imgEsq` da direita para esquerda, na altura do índice esquerdo até achar o primeiro pixel preto, a posição do pixel preto será o índice direito. Um exemplo desse algoritmo pode ser visto na imagem direita da Figura 4.6.

10. Por fim corta-se a imagem.

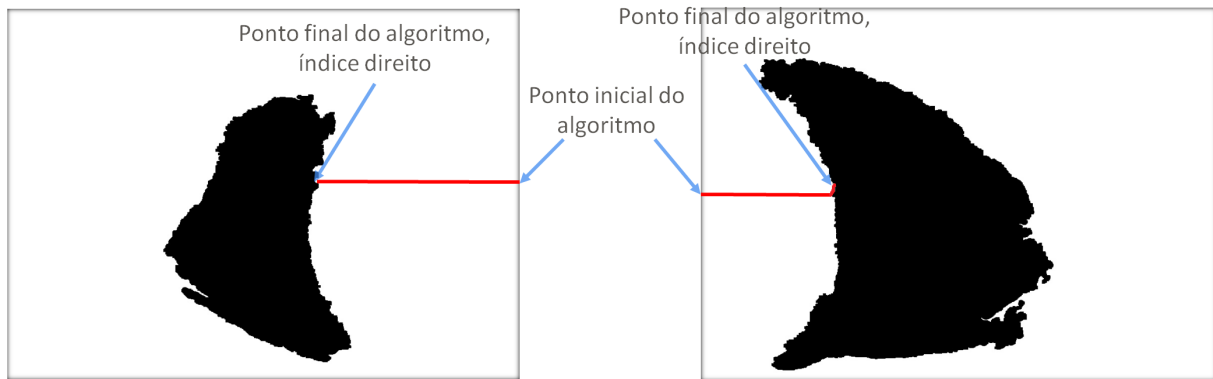


Figura 4.6: (a) Imagem exemplificando passo 9.a. (b) Imagem exemplificando passo 9.d. Em vermelho espaço percorrido pelo algoritmo.

Vale ressaltar que o que incentivou a divisão das imagens é que os índices laterais são descobertos a partir da esclera, logo uma íris pode estar muito próxima à alguma das extremidades do olho, se isso ocorresse dificultaria na segmentação lateral da íris, com a divisão da imagens não há problemas caso a íris esteja muito próximo à extremidade do olho. Os resultados intermediários desta etapa podem ser vistos na figura Figura 4.7.

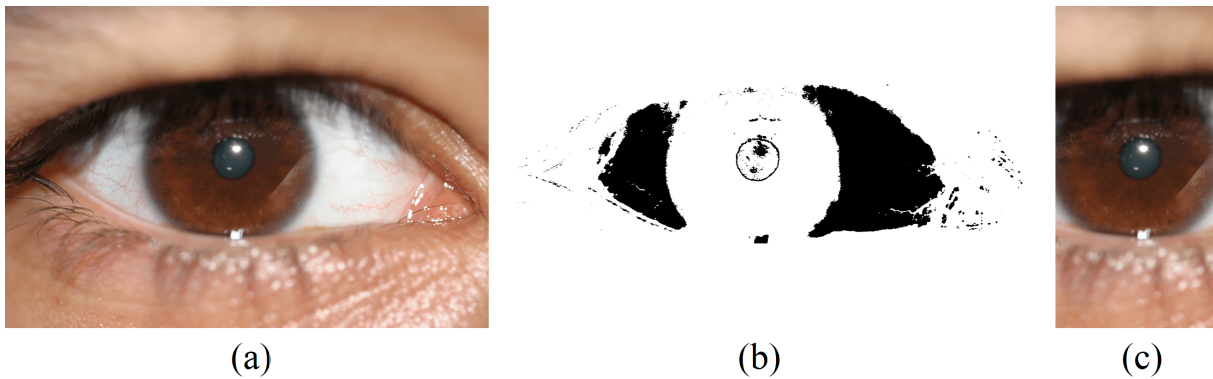


Figura 4.7: (a) Imagem inicial. (b) Imagem após passo 3. (c) Imagem resultante após o passo 10.

Devido ao fato dos índices superior e inferior interferirem nos índices laterais e os mesmos só serem descoberto após a primeira descoberta dos índices laterais, então repete-

se os passos de 1 a 10 para descobrir os índices laterais finais após se definir os índices superior e inferior final.

4.4 Remoção de Reflexos

Após a segmentação da íris aplicou-se a remoção de reflexo para preencher parte dos reflexos que causam ruídos na imagem. Inicialmente calcula-se o histograma da imagem segmentada e binariza-se a imagem para definir um mapa de reflexão com cerca de 8% dos pixels com maior brilho e aplica-se uma dilatação no mapa de reflexão. Na Figura 4.8 podemos ver o mapa de reflexão de uma íris.

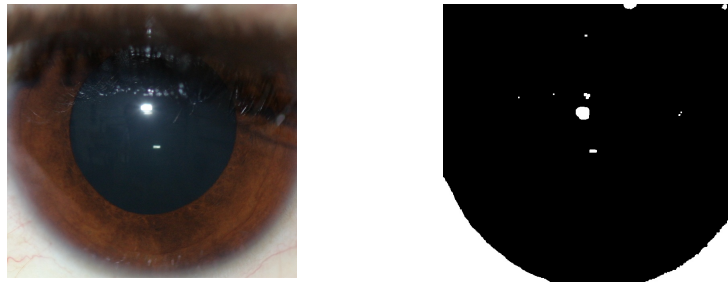


Figura 4.8: Mapa de reflexão obtido da íris ao lado.

Após obter o mapa de reflexão aplicou-se a interpolação bilinear para preencher os reflexos da imagem. Considerando $I(x,y)$ como o pixel imagem original, onde x e y representam a posição espacial desse pixel, os reflexos são em geral os pontos mais brilhantes de I . Utilizou-se um método de interpolação bilinear para preencher os reflexos, em que primeiro é calculado um mapa de reflexão $R(x,y)$. Para calcular o mapa de reflexão foi necessário transformar a imagem $I(x,y)$ em níveis de cinza, a partir disso binariza a imagem com cerca de 8 por cento dos pixels de maior intensidade de brilho. Para interpolar os reflexos o ponto $P_0(x_0, y_0)$ é necessário definir quatro pontos em volta dele sendo $\{P_{esq}(x_e, y_0), P_{dir}(x_d, y_0), P_{cima}(x_0, y_c), P_{baixo}(x_0, y_b)\}$, para isso utilizou-se a Equação 4.1, Equação 4.2, Equação 4.3 e Equação 4.4.

$$x_e = \max \left[x : \sum_{i=0}^1 R_{(x+i, y_0)} = 0, R_{(x+2, y_0)} = 0, x < x_0 \right] \quad (4.1)$$

$$x_d = \max \left[x : \sum_{i=0}^1 R_{(x-i, y_0)} = 0, R_{(x-2, y_0)} = 0, x > x_0 \right] \quad (4.2)$$

$$y_c = \max \left[y : \sum_{i=0}^1 R_{(x_0, y+i)} = 0, R_{(x_0, y+2)} = 0, y < y_0 \right] \quad (4.3)$$

$$y_b = \max \left[y : \sum_{i=0}^1 R_{(x_0, y-i)} = 0, R_{(x_0, y-2)} = 0, y > y_0 \right] \quad (4.4)$$

A partir dos pontos em volta calculados é possível preencher os pontos de reflexão utilizando a Equação 4.5.

$$I(P_0) = \frac{I(P_e)(x_d - x_0) + I(P_d)(x_0 - x_e)}{2(x_d - x_e)} + \frac{I(P_c)(y_c - y_0) + I(P_b)(y_0 - y_c)}{2(y_b - y_c)} \quad (4.5)$$

Após a interpolação de todos os pontos contidos no mapa de reflexão é obtida a imagem com o reflexo suavizado. Pode-se observar detalhes desse procedimento na Figura 4.9.

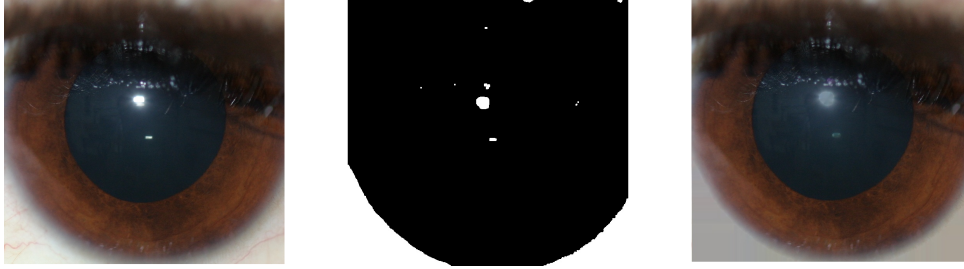


Figura 4.9: Procedimento completo realizado para remoção de reflexos.

A técnica utilizada foi baseada no artigo do Zhaofeng He et al. [24], porém à algumas diferenças, a principal delas é que o autor aplicou a remoção de reflexos na imagem do olho completa, sem realizar a segmentação, a outra diferença é com relação à taxa de pixels utilizadas para criar o mapa de reflexão no artigo foi de 5% dos pixels com maior brilho.

4.5 Extração de Características da Íris

Após a remoção de reflexos foi feito é necessário fazer a extração de características da íris para futuramente identifica-la. Para extrair as características realizou-se os seguintes procedimentos:

1. Separa os canais RGB da imagem da íris.
2. Aplica-se a transformada dos cossenos em cada canal da imagem.
3. Como a maior parte da informação na imagem da DCT fica no canto superior esquerdo é feito a extração dos coeficientes do canto superior esquerdo em uma matriz de tamanho 10x10, essa extração é feita em cada canal da imagem.

4. Converte-se a matriz de coeficientes em um vetor de coeficientes de tamanho 100 para cada canal.
5. Por fim juntam-se os três vetores de 100 unidades em um vetor de 300 unidades.

Na Figura 4.10 tem-se a exemplificação do algoritmo de extração de características.

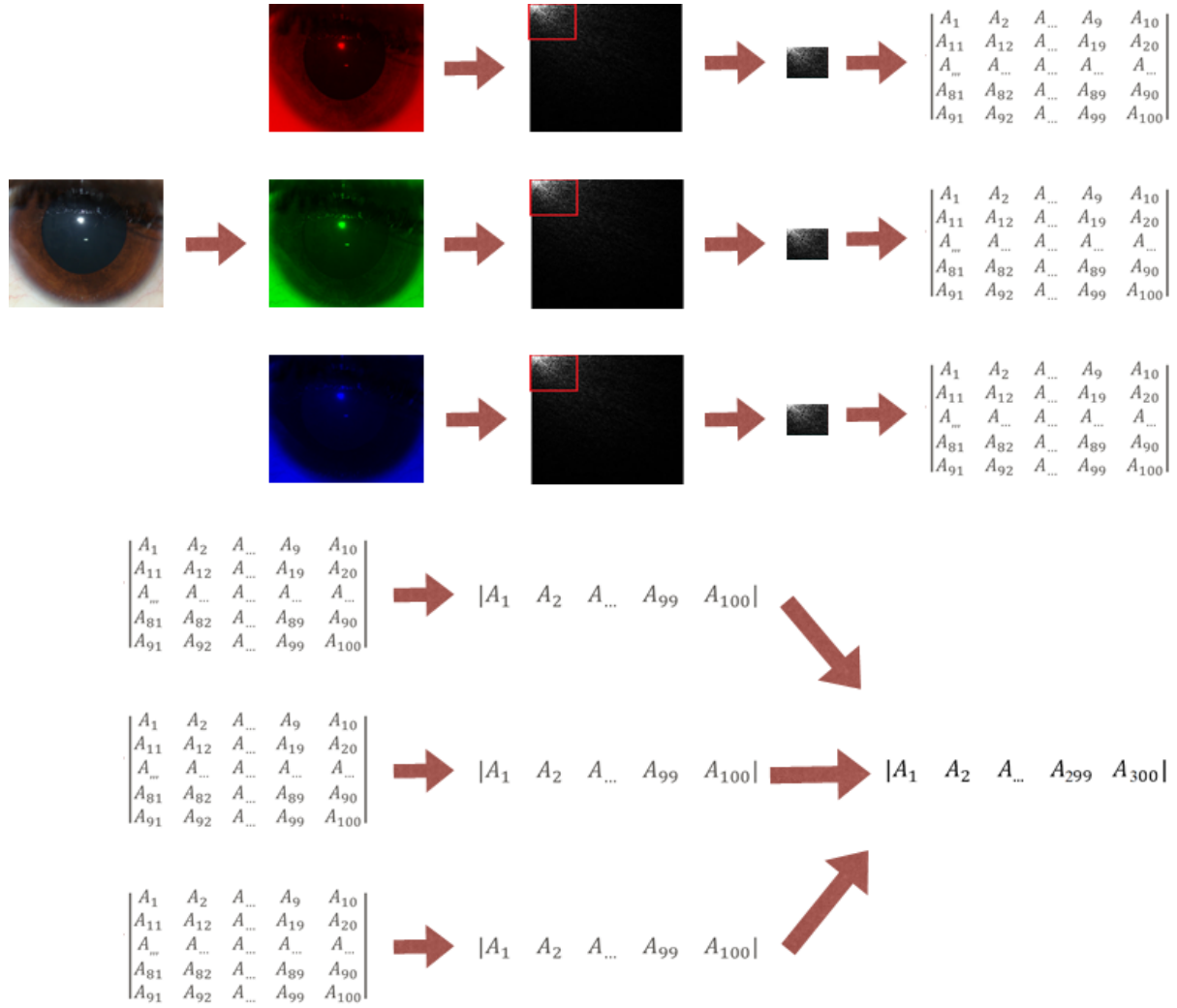


Figura 4.10: Exemplificação do algoritmo de extração de características.

A técnica utilizada foi baseada no artigo do Arhmad M. et al. [15], porém à algumas diferenças, a principal delas é que o autor aplicou a técnica em toda a imagem do olho, já no nosso trabalho aplicou-se apenas na íris. A outra diferença é que o autor aplicou a DCT apenas na imagem em níveis de cinza.

4.6 Análise e Reconhecimento de Padrões

Após a extração das características da íris, é necessário analisar os coeficientes obtidos para posteriormente identificar a íris. Para isso utilizou-se a SVM. Nesse ponto temos duas opções para SVM, cadastrar uma nova íris, onde é necessário treinar a SVM, ou comparar a íris com outra já cadastrada, onde apenas será utilizado a SVM.

Como o treinamento de uma SVM pode gastar muito tempo, no método proposto utilizou-se de uma SVM para cada íris diferente, isso foi feito pensando em uma possível escalabilidade do sistema, pois caso fosse feito uma única SVM para todas íris seria necessário a cada cadastro de uma nova íris treinar toda a SVM novamente, e outro ponto seria caso tivesse muitas íris diferentes algo entorno de milhão de íris poderia deixar o treinamento muito lento. Pode-se listar as características da SVM utilizada no cadastramento da íris:

- SVM do tipo linear com hiperplano ótimo;
- Uma SVM para cada íris;
- Treinamento realizado com três imagens da íris a ser cadastrada e vinte imagens de íris diferentes;
- Por fim salva-se o resultado da SVM em um banco de dados.

Já na comparação da íris é necessário uma imagem da íris, a identificação da pessoa e se está sendo utilizado a íris do lado direito ou esquerdo, a identificação da pessoa é utilizada para recuperar a SVM referente à íris dela. Por fim as características da íris são testadas na SVM e a SVM informa se aquela íris testada confere com a identificação fornecida. Na Figura 4.11 podemos a exemplificação gráfica do algoritmo de comparação.

No próximo capítulo será apresentado os resultados obtidos utilizando o método proposto.

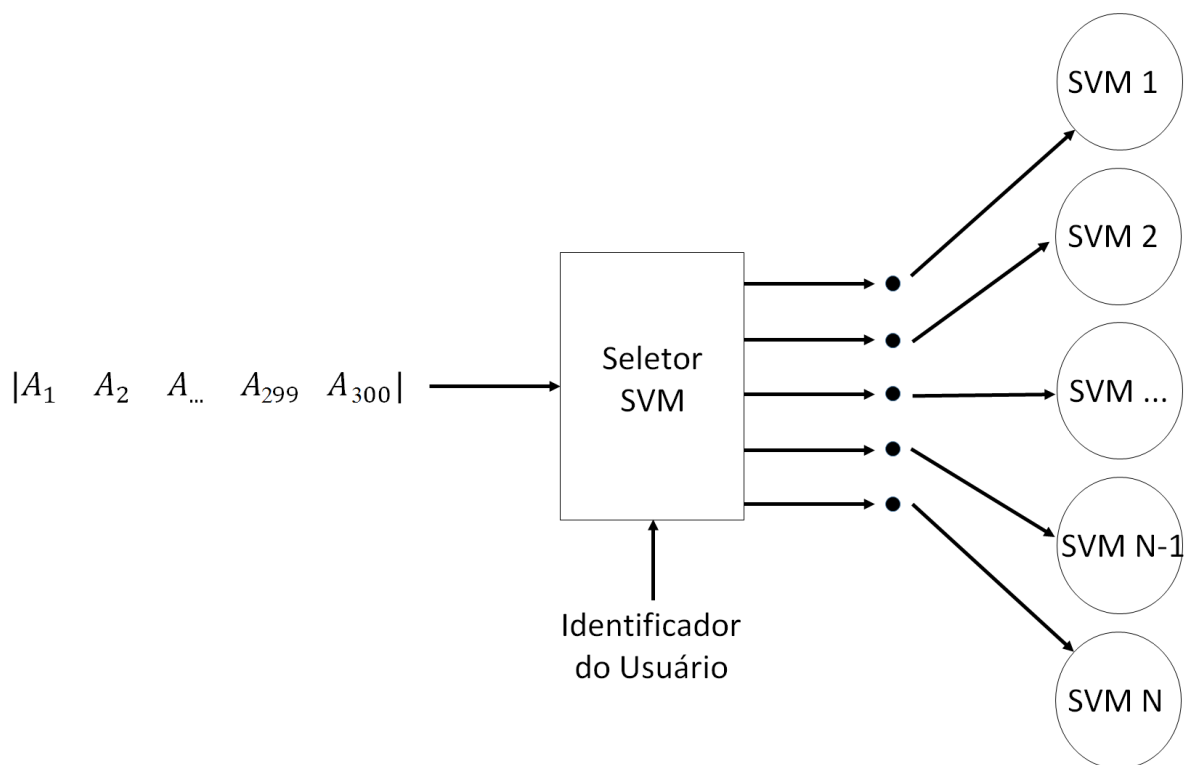


Figura 4.11: Exemplificação do algoritmo de comparação utilizando SVM.

Capítulo 5

Resultados

Neste capítulo será apresentados os resultados obtidos utilizando o método proposto. Serão apresentados resultados da segmentação e o resultado final do sistema.

O algoritmo proposto foi desenvolvido em linguagem C/C++ com auxílio da biblioteca OpenCV. Para treinamento, validação e testes do algoritmo utilizou-se a base de dados Utiris [25], que contém cerca de 1540 imagens dos dois olhos de 79 pessoas, totalizando 158 classes. Contudo somente as imagens coloridas foram utilizadas, totalizando cerca de 790 imagens. Cada olho possui em média 5 imagens, 3 foram utilizadas no treinamento da SVM e 2 para teste, porém alguns olhos possuíam 4 imagens onde foi utilizado 3 para treinamento e 1 para teste, e outros olhos possuíam 6 imagens onde foi utilizado 3 para treinamento e 3 para teste. Para o treinamento tanto da SVM como para a distância euclidiana foram utilizadas 3 imagens da íris a ser cadastrado e cerca de 20 imagens de íris distintas. Já os testes foram realizados com aproximadamente 150 imagens de 20 íris distintas, onde 2 imagens eram da íris cadastrada anteriormente e as outras eram de íris distintas. Foi realizado 2 tipos de testes distintos, o primeiro foi utilizando a distância euclidiana de vetores e o segundo foi utilizando a SVM.

5.1 Resultados da segmentação

Na Figura 5.1 pode ser visto os resultados da segmentação em diversos olhos diferentes.

Como podemos ver a segmentação foi realizada com sucesso porém ainda pode ser melhorada, como pode ser visto na Figura 5.2, pois ainda pode tentar remover parte dos cílios e pele e em alguns olhos ainda ficou parte lateral da esclera.

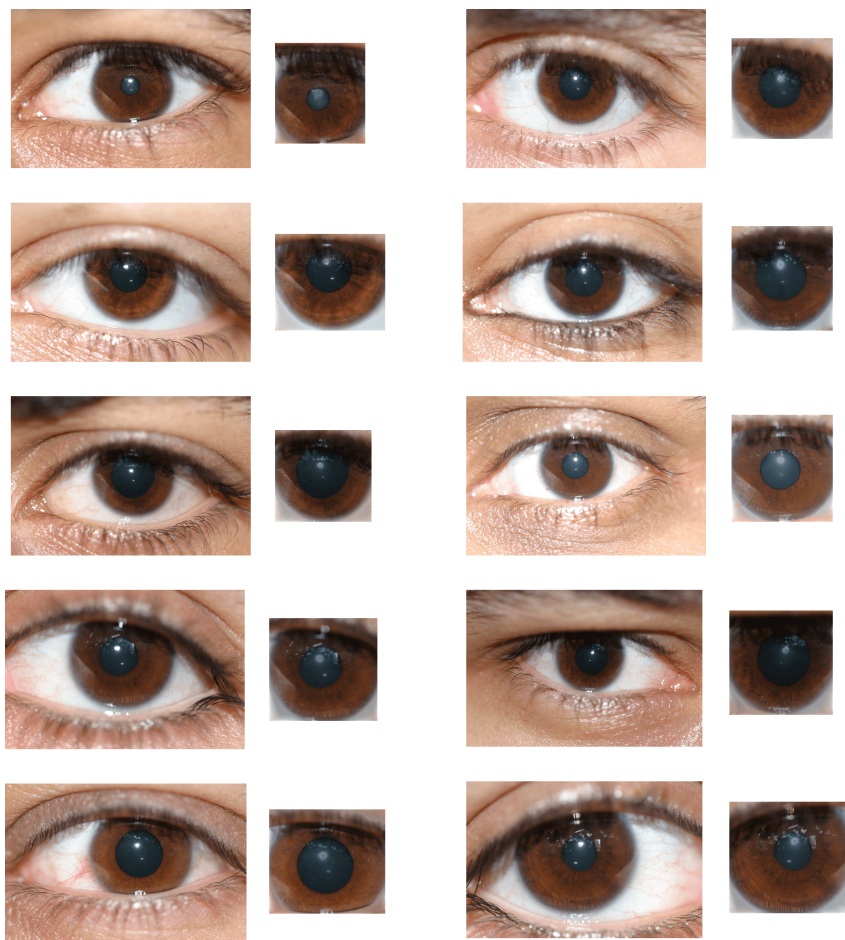


Figura 5.1: Resultados da segmentação em diversos olhos.

5.2 5.2 Resultados da identificação

Na Tabela 5.1 podemos verificar os resultados obtidos a partir da utilização da técnica de distância de vetores. Onde verdadeiro positivo mostra a quantidade de íris reconhecidas corretamente, falso negativo mostra a quantidade de íris rejeitadas de forma errada, verdadeiro negativo mostra a quantidade de íris rejeitadas de forma correta e falso positivo mostra a quantidade de íris reconhecidas de forma errada. Com os resultados obtidos com a utilização da distância euclidiana de vetores, é possível notar que a quantidade de falsos negativos é pequena comparada aos verdadeiros negativos.

Na Tabela 5.2 podemos verificar os resultados obtidos a partir da utilização da SVM. Com os resultados obtidos com a utilização da SVM, é possível notar que a quantidade de falsos negativos é pequena comparada aos verdadeiros negativos.

Procurou-se obter a maior taxa de acerto possível com baixo custo computacional. Os resultados dos testes com a SVM foram comparados com resultados previamente obtidos pelo técnica de distância de vetores. Utilizando a técnica de distância entre vetores

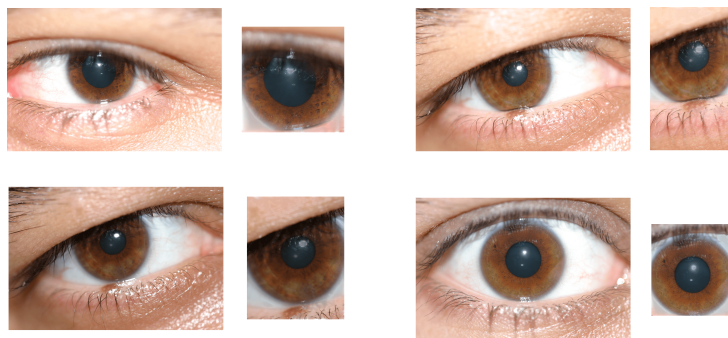


Figura 5.2: Resultados da segmentação feita incorretamente.

Tabela 5.1: Resultados obtidos utilizando a técnica de distância de vetores.

	VERD. POS.	FALSO NEG.	VERD. NEG.	FALSO POS.
Íris 1	2	0	142	6
Íris 2	2	0	146	2
Íris 3	2	0	148	0
Íris 4	2	0	148	0
Íris 5	1	1	147	1
Íris 6	1	0	147	2
Íris 7	2	0	117	31
Íris 8	2	1	133	14
Íris 9	1	0	144	5
Íris 10	1	1	139	9
Íris 11	2	0	136	12
Íris 12	1	0	143	6
Íris 13	2	0	138	10
Íris 14	1	1	148	0
Íris 15	2	0	148	0
Íris 16	1	0	130	19
Íris 17	2	0	148	0
Íris 18	2	0	144	4
Íris 19	1	0	139	10
Íris 20	1	0	124	25

obteve-se uma taxa de acerto de aproximadamente 89% para verdadeiros positivos e 95% para verdadeiros negativos, já com o a utilização da SVM obteve-se uma taxa de acerto de aproximadamente 89% para verdadeiros positivos e 99% para verdadeiros negativos. Utilizando a medida f-measure para verificar a taxa de acerto, obteve-se 91,4% de acerto para distância de vetores e 93,2% de acerto para a SVM, é possível verificar essas taxas na Tabela 5.3. O tempo de execução observado para as duas técnicas de comparação foi de poucos milissegundos o que torna a execução praticamente instantânea à percepção

Tabela 5.2: Resultados obtidos utilizando a SVM.

	VERD. POS.	FALSO NEG.	VERD. NEG.	FALSO POS.
Íris 1	2	0	148	0
Íris 2	2	0	147	1
Íris 3	2	0	143	5
Íris 4	2	0	147	1
Íris 5	2	0	144	4
Íris 6	1	0	149	0
Íris 7	2	0	145	3
Íris 8	2	1	142	5
Íris 9	1	0	147	2
Íris 10	1	1	148	0
Íris 11	2	0	145	3
Íris 12	1	0	142	7
Íris 13	2	0	148	0
Íris 14	2	0	148	0
Íris 15	2	0	140	8
Íris 16	1	0	148	1
Íris 17	2	0	148	0
Íris 18	1	1	148	0
Íris 19	0	1	148	1
Íris 20	1	0	146	3

humana.

Tabela 5.3: Resultados finais obtidos utilizando SVM e Distância de Vetores.

	Distância de Vetores	SVM
Verdadeiros Positivos	89%	89%
Verdadeiros Negativos	95%	99%
Taxa de Acerto	91%	93%

Na tabela Tabela 5.3 podemos verificar as taxas gerais obtidas utilizando distância de vetores e SVM. Podemos comparar os dados obtidos com os trabalhos apresentados no Capítulo 3. Yong Zu et al. [23] em sua melhor taxa de acerto obteve 93,8%. Ahmad [15] obteve uma taxa de 96% e Daugman et al. [8] obteve uma taxa de acerto de aproximadamente de 99%. A taxa de acerto obtida nesse presente trabalho ficou próximo dos trabalhos de Ahmad e de Yong Zu et al. e considerando ainda que Yong Zu et al. desenvolveu um dispositivo próprio para aquisição de imagens pode-se dizer que tivemos uma taxa de acerto consideravelmente boa. Já comparando a taxa de Daugman et al. ficou um pouco distante, mas ainda assim é aceitável visto que Daugman tem todo um sistema de aquisição de imagens e no método proposto é utilizado câmeras comerciais.

Capítulo 6

Conclusão

Neste trabalho foi proposto um método de reconhecimento de íris com duas principais funções, a de cadastramento de uma nova íris e a de verificação de uma íris. A primeira etapa do processo utilizou-se de câmeras comerciais para aquisição da imagem. Na segunda etapa realizou-se a segmentação da íris no espaço de cor HSV. A diante retirou-se os reflexos da imagem da íris. Após isso, aplicou-se a transformada discreta do cosseno para extração de características e por fim utilizou a SVM para determinar o resultado.

Com o sistema implementado foi alcançado o objetivo proposto, obtendo-se boas taxas de acertos, onde a taxa de acerto utilizando SVM foi de aproximadamente 93%. A segmentação foi um ponto importante para obtenção dos resultados apresentados, pois com uma segmentação incorreta tornava-se inviável o reconhecimento da íris. Verificou-se que com a utilização da SVM os resultados melhoraram significativamente, principalmente com relação à taxa de verdadeiro negativos de aproximadamente 99%, pois para um sistema de autenticação é muito importante não permitir que uma pessoa possa se autenticar como outrem.

Comparado à trabalhos relacionados na área obtivemos taxas de acerto satisfatória chegando bem próximo aos trabalhos citados anteriormente. Vale ressaltar que não se pode fazer uma comparação com muita precisão visto que parte das câmeras utilizadas em reconhecimento de íris são monocromáticas envolvendo um sistema especial de aquisição de imagens junto com iluminação infravermelho, e no método proposto utilizou-se câmeras comerciais.

Por fim, pode-se listar possíveis trabalhos futuros que podem ser desenvolvidos com o intuito de melhorar os resultados obtidos, um dos focos é aumentar a taxa de verdadeiros positivos consequentemente abaixando a taxa de falso negativos. Nesse sentido, é possível realizar um melhor tratamento na segmentação da íris para remover parte dos cílios e da esclera que ainda restarem. Pode-se também melhorar o desempenho da SVM obtendo

uma quantidade maior de imagens para treinamento, pois no presente trabalho conseguiu-se obter apenas três imagens para treinamento de cada íris.

Referências

- [1] J. Wayman, A. Jain, D. Maltoni, and D. Maio, “An introduction to biometric authentication system,” in *Biometric Systems* (J. Wayman, A. Jain, D. Maltoni, and D. Maio, eds.), ch. 1, pp. 1–20, Springer London, 2005. 1, 3, 6, 18, 19
- [2] N. Science and T. Council, “Biometrics history.” <http://www.biometrics.gov/Documents/BioHistory.pdf>, 2006. 1, 3
- [3] L. Costa, R. R. Obelheiro, and J. S. Fraga, “Introdução à biometria.,” *Simpósio Brasileiro de Segurança da Informação e de Sistemas Computacionais*, 2006. 1
- [4] W. W. Boles and B. Boashash, “A human identification technique using images of the iris and wavelet transform,” *IEEE Transactions on Signal Processing*, vol. 46, pp. 1185–1188, Apr 1998. 1, 6
- [5] N. Science and T. Council, “Biometrics overview.” <http://www.biometrics.gov/Documents/BioOverview.pdf>, 2006. 3
- [6] A. K. Jain, A. Ross, and S. Prabhakar, “An introduction to biometric recognition,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 14, pp. 4–20, Jan 2004. 3, 4, 5
- [7] R. Trotta, “Anatomia do olho humano.” <https://goo.gl/8wnuW0>, 2014. 7
- [8] J. Daugman, “How iris recognition works,” *IEEE Transactions on Circuits and Systems for Video Technology*, vol. 14, pp. 21–30, Jan 2004. 6, 18, 35
- [9] F. Soares, “Morfologia matemática.” <http://www.inf.ufg.br/fabrizio/mestrado/pdi/aulas/aula9.pdf>, 2013. 9
- [10] Opencv, “Eroding and dilating.” <https://goo.gl/uswkhF>, 2016. 10
- [11] A. Ford and A. Roberts, “Colour space conversions.” <http://www.poynton.com/PDFs/coloureq.pdf>, 1998. 10
- [12] R. C. Gonzalez and R. E. Woods, *Digital Image Processing (3rd Edition)*. Upper Saddle River, NJ, USA: Prentice-Hall, Inc., 2006. 10, 11
- [13] K. Jack, *Video Demystified: A Handbook for the Digital Engineer, 5th Edition*. Newton, MA, USA: Newnes, 5th ed., 2007. 11
- [14] Desconhecido, “Hsv color solid cylinder alpha lowgamma.png.” <https://goo.gl/hgvNu2>, 2010. 12

- [15] A. M. Sarhan, “Iris recognition using discrete cosine transform and artificial neural networks,” 2009. 14, 15, 18, 20, 29, 35
- [16] S. Theodoridis and K. Koutroumbas, *Pattern Recognition, fourth edition*. Elsevier, 2009. 15
- [17] C. M. Bishop, *Pattern Recognition and Machine Learning (Information Science and Statistics)*. Secaucus, NJ, USA: Springer-Verlag New York, Inc., 2006. 15
- [18] C. Cortes and V. Vapnik, “Support-vector networks,” *Mach. Learn.*, vol. 20, pp. 273–297, Sept. 1995. 16
- [19] A. C. Lorena and A. C. P. L. F. de Carvalho, “Uma introdução às support vector machines,” *RITA*, vol. 14, no. 2, pp. 43–67, 2007. 16
- [20] Opencv, “Introduction to support vector machines.” <https://goo.gl/0XnZCH>, 2016. 17
- [21] R. P. Wildes, “Iris recognition: an emerging biometric technology,” *Proceedings of the IEEE*, vol. 85, pp. 1348–1363, Sep 1997. 18, 19
- [22] Z. He, T. Tan, Z. Sun, and X. Qiu, “Toward accurate and fast iris segmentation for iris biometrics,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence*, vol. 31, pp. 1670–1684, Sept 2009. 18
- [23] Y. Zhu, T. Tan, and Y. Wang, “Biometric personal identification based on iris patterns,” in *ICPR2000: the 15th International Conference on Pattern Recognition*, pp. 805–808, 2000. 19, 35
- [24] T. Tan, Z. Sun, Z. He, and X. Qiu, “Toward accurate and fast iris segmentation for iris biometrics,” *IEEE Transactions on Pattern Analysis & Machine Intelligence*, vol. 31, no. undefined, pp. 1670–1684, 2008. 28
- [25] M. Hosseini, B. Araabi, and H. Soltanian-Zadeh, “Pigment melanin: Pattern for iris recognition,” *Instrumentation and Measurement, IEEE Transactions on*, vol. 59, pp. 792–804, april 2010. 32